

# グループ推薦のための非線形行列分解

吉川友也

奈良先端科学技術大学院大学

岩田具治

NTTコミュニケーション科学  
基礎研究所

澤田宏

NTTサービスエボリューション  
研究所

## 概要 グループ推薦に適用可能なガウス過程に基づく非線形行列分解手法の提案

- グループ推薦（グループにアイテムを推薦）では、グループメンバーの嗜好を如何にまとめて、グループの嗜好として表現するかがポイント
- グループの嗜好を表現するために分布のカーネル埋め込みを適用
- 非線形な予測を可能にするためにガウス過程に基づく方法を提案

## 背景 既存のグループ推薦手法では、メンバーの嗜好の平均等をグループの嗜好とする

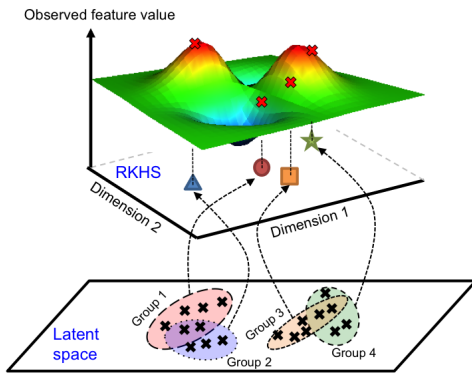
問題点

- ① 実際は、メンバーの嗜好をまとめる基準が未知 → 特定の基準を仮定したくない
- ② アイテムとグループの線形な関係しか表現できない → 非線形な関係を表現したい

## 提案手法 ガウス過程グループ化潜在変数モデル (GP-GLVM)

### アイテムに対するスコア生成過程

観測スコア	Group1	Group2	Group3	Group4
ベクトル $y$ :	2.5	4.0	3	3.5



### 問題点①に対して: 分布のカーネル埋め込み

メンバー  $m$  の潜在ベクトル:  $\mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^D$     グループ  $g$  のメンバー集合:  $M_g$

$$\text{グループ } g \text{ のカーネル埋め込み: } \mu_{P_g} = \frac{1}{|M_g|} \sum_{m \in M_g} k(\cdot, \mathbf{x}_m)$$

特異的なカーネル (例: RBFカーネル) を使うと、分布の高次モーメントを保存して埋め込める → メンバーの嗜好の多様性を表現できる

### 問題点②に対して: ガウス過程に基づく非線形行列分解

観測スコア行列  $\mathbf{Y}$  に対する  
ガウス過程の尤度:  $\prod_{n=1}^N \mathcal{N}(y_n | 0, \mathbf{K})$

$\mathbf{K}$  として非線形カーネルを使うことによって、非線形行列分解が実現される  
カーネル埋め込みを利用して、グループ間カーネルを計算する:

$$K(i, j) = \langle \mu_{P_i}, \mu_{P_j} \rangle_{\mathcal{H}_k} = \frac{1}{|M_i| |M_j|} \sum_{s \in M_i} \sum_{t \in M_j} k(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t). \quad \text{埋め込みカーネル (RBFを使えば非線形)}$$

## 結果 行列補完と新しいグループに対する予測で最も良い予測性能を達成

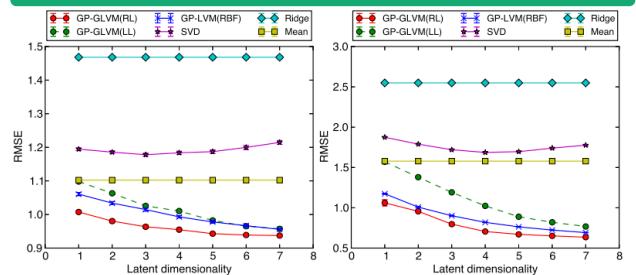
### 実験データ

- 潜在ベクトルの生成の仕方を変えて、提案手法に基いて生成
- 格子データ: 2次元格子状に潜在ベクトルを配置し、グループに所属するメンバーはランダムに決定
- 近傍データ: 4次元正規分布から潜在ベクトルを生成し、各グループ2人をランダムに選択し、その近傍10人をメンバーとする

### 提案手法と対抗手法

- GP-GLVM(RL): 埋め込みにRBFカーネルを使う提案手法
- GP-GLVM(LL): 埋め込みに線形カーネルを使う提案手法
- GP-LVM(RBF): グループに潜在ベクトルを仮定したガウス過程行列分解モデル
- Ridge: グループメンバーを素性として使うリッジ回帰
- SVD: スコア行列  $\mathbf{Y}$  を特異値分解
- Mean: アイテムに対するスコアの平均値を欠損値の予測値とする

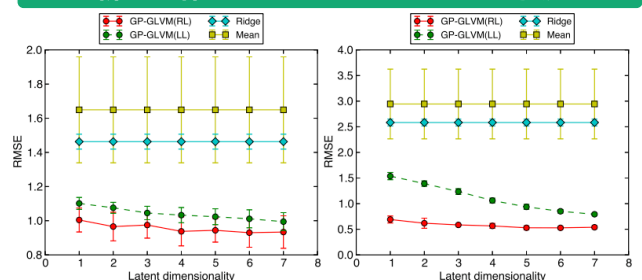
### 既存グループに対する未知アイテムのスコア予測



(a) 格子データ

(b) 近傍データ

### 新しく作られたグループのスコア予測



(a) 格子データ

(b) 近傍データ